

1-4-2019

Application of Improved ZUPT in Pedestrian Self-Navigation

Tiansheng Wang

Beijing Information Science and Technology University Beijing Key Laboratory of High Dynamic Navigation Technology, Beijing 100192, China;

Li Qing

Beijing Information Science and Technology University Beijing Key Laboratory of High Dynamic Navigation Technology, Beijing 100192, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Application of Improved ZUPT in Pedestrian Self-Navigation

Abstract

Abstract: In view that the currently traditional Zero Velocity Update (ZUPT) can theoretically correct the cumulative error, while the state error variable of 3-dimensional velocity, position and attitude is measured by the model which is established by the observations of 3D velocity error with poor stability and low precision results, *an 18-dimensional zero-velocity update algorithm is proposed. The algorithm uses state information of adjacent time to calculate state observations that cannot be directly observed in the zero-velocity state, and then uses the Kalman filter to optimally estimate all state errors.* To verify the accuracy of the improved ZUPT, the experiments were carried out by using a self-developed IMU. The results show that the improved algorithm has better stability than the traditional ZUPT and the navigation accuracy is improved by 1.7%.

Keywords

IMU, zero velocity update, pedestrian self-navigation, observations of errors, Kalman filter

Recommended Citation

Wang Tiansheng, Li Qing. Application of Improved ZUPT in Pedestrian Self-Navigation[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(11): 4359-4366.

改进的零速修正算法在行人自主导航中的应用

汪天生, 李擎

(北京信息科技大学高动态导航技术北京市重点实验室, 北京 100192)

摘要: 针对目前传统的零速修正算法(Zero Velocity Update, ZUPT)理论上能够修正累积误差, 但是由于其3维速度、位置、姿态的状态误差变量是以3维速度误差为观测量通过建立的模型而得到的, 导致其稳定性较差, 精度也不高的问题。提出了一种18维的零速更新算法, 在零速状态时利用相邻时刻的状态信息计算得到无法直接观测的状态观测量, 利用卡尔曼滤波器最优估计出所有状态误差。为验证改进的ZUPT的精确性, 利用自研的IMU进行实验。结果表明改进的算法相比传统的ZUPT具有很好的稳定性而且导航精度提高了1.7%。

关键词: IMU; 零速修正技术; 行人自主导航; 误差观测量; 卡尔曼滤波器

中图分类号: TP391.9 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X(2018)11-4359-08

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201811037

Application of Improved ZUPT in Pedestrian Self-Navigation

Wang Tiansheng, Li Qing

(Beijing Information Science and Technology University Beijing Key Laboratory of High Dynamic Navigation Technology, Beijing 100192, China)

Abstract: In view that the currently traditional Zero Velocity Update (ZUPT) can theoretically correct the cumulative error, while the state error variable of 3-dimensional velocity, position and attitude is measured by the model which is established by the observations of 3D velocity error with poor stability and low precision results, an 18-dimensional zero-velocity update algorithm is proposed. The algorithm uses state information of adjacent time to calculate state observations that cannot be directly observed in the zero-velocity state, and then uses the Kalman filter to optimally estimate all state errors. To verify the accuracy of the improved ZUPT, the experiments were carried out by using a self-developed IMU. The results show that the improved algorithm has better stability than the traditional ZUPT and the navigation accuracy is improved by 1.7%.

Keywords: IMU; zero velocity update; pedestrian self-navigation; observations of errors; Kalman filter

引言

行人自主导航主要是利用可穿戴式设备采集传感器信息推算出行人航迹, 实时监测人员位置。

目前导航可穿戴式设备主要有格纳微、VMS



收稿日期: 2018-05-29 修回日期: 2018-06-21;
基金项目: 国家自然科学基金(61771059), 北京市教委市属高校创新能力提升计划(JSHG201510772017);
作者简介: 汪天生(1993-), 男, 安徽, 硕士生, 研究方向为个人定位、高动态导航技术等; 李擎(1964-), 女, 河北, 博士, 教授, 研究方向为导航制导、飞行器控制等。

生产的个人定位终端, 其中这些定位终端主要采用MEMS传感器。对于惯性导航系统来说, 由于其重量轻, 体积小, 所以便于携带, 而且MEMS惯性器件不受外界的环境干扰, 不需要外部器件的辅助, 自主性很强, 是一种理想的行人自主导航的设备。但是其缺点也很明显, 就是惯性器件的系统误差会随着时间的推移迅速累积增长, 定位精度和稳定性很差, 不能满足人们对此的需求。为了减少这种随着时间累积误差的影响, 比如Foxlin^[1]提出在

静止区间用零速更新辅助卡尔曼滤波的方法对误差进行校正。Fischer^[2]提出利用 UKF 滤波器进行信息融合, 赵红宇^[3]提出双 MIMU 方案等。但是大部分还是采用 ZUPT 算法对其进行修正, 虽然能够提高 MEMS 惯性器件的精度, 但是在实验过程中发现, 当行人佩戴惯性测量单元 (Inertial Measurement Unit, IMU) 长时间行走时, 会发现测量的结果误差跳变很大, 而且定位的精度不高。所以, 在传统的 ZUPT 算法基础上, 提出一种改进的 ZUPT 算法, 即是 18 维的零速更新算法 (18-dimensional zero-speed update algorithm, 18DZVU)。试验验证, 相比传统的 ZUPT, 改进后的 ZUPT 能够提高系统的稳定性, 同时也能提高系统的精度。

1 MEMS 行人自主导航系统算法结构

对于行人自主导航系统来说, 相当于是一个捷联式惯性导航系统, 而其通过 9 自由度的导航定位解算, 然后提供完备导航信息^[4]。由于 MEMS 器件随着时间的累积其精度越来越低, 如果在导航定位期间, 不能对其进行有效的修正, 那么系统误差会以时间推移越来越发散, 最终便无法进行导航。因此加入一个修正算法, 提高导航精度。本文采用 18 维零速更新算法, 本算法在零速状态时利用相邻时刻的状态信息计算得到无法直接观测的状态的观测量, 其中除了 3 维位置误差、速度误差、姿态误差观测量之外, 还有包括了 3 维加速度计零偏误差、陀螺仪漂移误差和磁力计输出误差观测量, 然后用卡尔曼滤波器估计出所有的最优状态误差值。其算法结构如图 1 所示。

2 行人导航算法及误差分析

对于行人自主导航来说, 可选取东、北、天地理坐标系为惯性坐标系, 记载体坐标系为 b , 导航坐标系为 n , 经过横滚角 α 、俯仰角 β 、航向角 γ 的三次旋转, 便得到了载体坐标系和导航坐标系的变换矩阵^[5], 即姿态矩阵 C_b^n :

$$C_b^n = \begin{bmatrix} c\beta c\gamma - sas\beta c\gamma + cas\gamma cas\beta c\gamma + sas\gamma \\ c\beta s\gamma sas\beta s\gamma + cac\gamma - cas\beta s\gamma + sas\gamma \\ -s\beta sac\beta cac\beta \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: $c=\cos$, $s=\sin$ 。

当加速度计测得各轴相对空间的线加速度经过姿态矩阵 C_b^n 转化到导航坐标系下, 即输出 a_{nb}^n , 经过数学平台转化后, 加速度计的输出就转化到导航计算坐标系上, 导航计算机就可按平台式惯导系统解算原理计算载体的位置, 然后建立和修正姿态矩阵, 并计算出载体的姿态角^[6]。

捷联惯导的导航数学模型如下:

$$\dot{C}_b^n = C_b^n \Omega_{nb}^n \quad (2)$$

速度:

$$\dot{v}^n = C_b^n f^b - (2\omega_{ie}^b + \omega_{en}^n) \times v^n + g^n \quad (3)$$

关于经纬度, 因为选择的是关于东北天的导航坐标系, 东向速度分量则引起经度变化, 北向速度分量引起载体的纬度变化, 即相关精度变化率 $\dot{\lambda}$ 和纬度变化率 $\dot{\phi}$ 和相应的地速分量如下关系:

$$\dot{\lambda} = \frac{v_E}{(R_n + H)\cos\phi} \quad (4)$$

$$\dot{\phi} = \frac{v_N}{R_m + H} \quad (5)$$

$$\dot{h} = v_U \quad (6)$$

式中: C_b^n 是姿态矩阵, 可以将向量从载体系转换到导航系; v_E , v_N , v_U 分别是导航坐标系中东、北、天方向上的速度向量, ϕ , λ , h 分别代表纬度、经度和高度; ω_{ib}^b 表示陀螺仪测量的载体在惯性空间中的角速度; f^b 表示加速度计测量的具体的力矢量; ω_{ie} , g 分别表示地球的自转角速度和重力加速度; R_n, R_m 分别是地球的横向曲率半径和纵向曲率半径^[7]; Ω_{nb}^n 是反对称矩阵, 反对称矩阵形式如下:

$$\Omega_{nb}^n = \begin{bmatrix} 0 & -\omega_{nbz}^b & \omega_{nby}^b \\ \omega_{nbz}^b & 0 & \omega_{nbx}^b \\ \omega_{nby}^b & \omega_{nbx}^b & 0 \end{bmatrix} \quad (7)$$

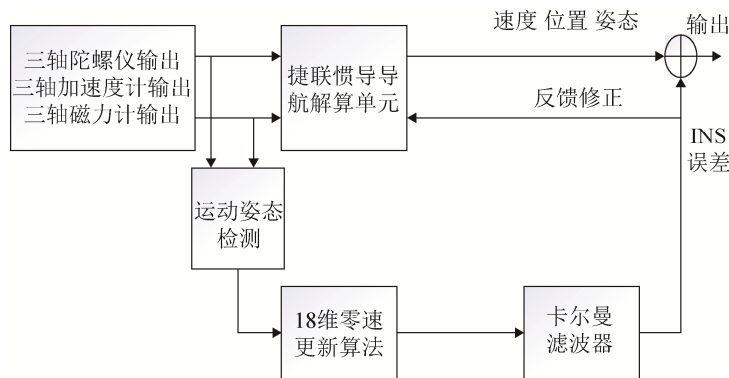


图 1 MEMS 行人自主导航系统算法结构图

Fig. 1 Structure diagram of MEMS pedestrian self-navigation system algorithm

由上述的导航算法, 可以推导出导航误差方程, 下面给出简化的误差模型。

$$\begin{aligned} \dot{\varphi}^n &= -\left((\omega_{ie}^n + \omega_{en}^n) \times\right) \varphi^n - C_b^n (\varepsilon^b + \omega_g^b) \quad (8) \\ \delta \dot{v}^n &= \left(C_b^n f^b\right) \varphi^n - 2\left(\omega_{ie}^n + \omega_{en}^n\right) \delta v^n + C_b^n \omega_a^b \\ \delta \dot{p} &= \delta v^n \end{aligned}$$

式中: φ^n 表示平台误差角; δv^n 表示速度误差; δp 表示东、北、天三个方向上的位置误差; ε^b 是陀螺计随机常值零偏; ω_g^b, ω_a^b 表示陀螺和加计的输出噪声; C_b^n 表示捷联惯导的姿态矩阵; ω_{en}^n 表示导航坐标系相对于地球坐标系的旋转角速度在导航坐标系下的投影^[8]。

3 传统 ZUPT 算法

行人在行走时会有周期零速的特点, 即该时刻的速度理论值应该为 0, 然而其实这时刻的速度并不为 0, 这一特点为当前时刻测量值的误差修正提供了一种思路。零速修正技术指的是主要利用行人行走时脚部在地上的零速瞬间来观测速度误差, 再利用卡尔曼滤波器估计出最优速度误差, 然后对速度和角速度进行二次积分得到其位移和姿态角, 即估计出了位置和姿态误差。ZUPT 算法主要分为两步骤, 第一步是零速区间的探测, 第二步是利用观测到的速度误差值, 通过各种形式的卡尔曼滤波器最优估计出速度误差及位置误差和姿态误差^[9]。

3.1 零速检测

基于 ZUPT 算法需要获取人行走时的零速时

刻。人行走时, 脚部能够有效的反映人行走特点, 这对于零速时刻的判定非常有利, 所以采用脚绑式 MEMS 传感器。而且在这零速时刻, 人脚部的加速度和角速度接近于 0, 根据这特点, 可利用加速度计和陀螺仪得到多个约束条件, 以防止出现误检问题。得到的约束条件如下所示:

条件 1 加速度矢量幅值检测

加速度计的输出合成幅值可表达为:

$$|a_k| = \sqrt{a_{x(k)}^2 + a_{y(k)}^2 + a_{z(k)}^2} \quad (9)$$

$$C_1 = \begin{cases} 1, T_{\min} < |a_k| < T_{\max} \\ 0, \text{others} \end{cases} \quad (10)$$

对于上式中的 T 来说给一个定义阈值, 由加速度可知 9.8 m/s^2 。所以当合成幅值在 $9.8 \sim 10.5 \text{ m/s}^2$ 之间时, 则说明人体处于静止状态。

条件 2 加速度幅值方差检测

$$\sigma_{a_k}^2 = \frac{1}{2w+1} \sum_{j=k-w}^{k+w} (a_j - a_k)^2 \quad (11)$$

$$C_2 = \begin{cases} 1, |\sigma_{a_k}^2| < T_{\sigma \max} \\ 0, \text{others} \end{cases} \quad (12)$$

根据通常情况定义加速度计的最大方差幅值为 0.4 m/s^2 , 当加速度计测得输出的方差, 低于给定的阈值, 则说明人体处于静止状态。

条件 3 角速度幅值检测

$$|\omega| = \sqrt{\omega_x^2 + \omega_y^2 + \omega_z^2} \quad (13)$$

$$C3 = \begin{cases} 1, |\omega_k| < T_{\omega_{\max}} \\ 0, \text{others} \end{cases} \quad (14)$$

定义其阈值为 $45^\circ/\text{s}^2$, 当陀螺仪测得角速度幅值低于给定的阈值时, 则说明人体处于静止状态。

条件4 加速度峰值的检测

$$a_{\max}(k) = \begin{cases} a_z(k) < T_{\max} \\ a_z(k) < a_z(k-1) \\ a_z(k) < a_z(k+1) \end{cases} \quad (15)$$

$$C_4 = \begin{cases} 1, a_{\max}(k) \rightarrow \text{ture} \\ 0, \text{others} \end{cases} \quad (16)$$

当加速度计输出的加速度幅值, 无限趋近于重力加速度的值时, 则说明人体处于静止状态^[10]。

根据以上4个约束条件, 由式(10)(12)(14)(16)可知分别设定条件阈值, 将得到的判定结果再采用逻辑与的运算, 即: $C=C1\&C2\&C3\&C4$, 即 $C=1$ 当时, 才为零速区间^[11]。

3.2 卡尔曼滤波的修正

当IMU器件中的传感器检测到惯性器件是在零速区间时, 当便执行卡尔曼滤波过程, 即可估计出速度误差^[12], 卡尔曼滤波过程如下所示:

假设 H 为观测矩阵, Z_k 为量测值, V_k 为 k 时刻量测噪声, 系统的量测方程为:

$$X_k = GX_{k-1} + W_{k-1} \quad (17)$$

$$Z_k = HX_k + V_k \quad (18)$$

其中: $X = [\delta P_E \ \delta P_N \ \delta P_U \ \delta v_E \ \delta v_N \ \delta v_U \ \delta \alpha \ \delta \beta \ \delta \gamma]$

分别为东北天方向上的位置误差、速度误差和姿态误差; G 为转移矩阵, 而且为定常阵, 系统从 $k-1$ 时刻到 k 时刻的状态转移矩阵; W_{k-1} 是 $k-1$ 时刻的系统噪声矩阵; 另外, 设系统噪声矩阵 W_{k-1} 的协方差阵为 Q_{k-1} , 观测噪声矩阵 V_k 的协方差阵为 P_{k-1} 。

对于系统噪声方差阵可由下面的公式得出, 即

$$Q_k = TM_1 + \frac{T^2}{2!}M_2 + \frac{T^3}{3!}M_3 + \dots \quad (19)$$

$$M_{i+1} = FM_i + (FM_i)^T \quad (20)$$

$$M_1 = q \quad (21)$$

对于传统的 ZUPT 算法, 仅以3个轴向的速度误差为观测量, 即有 $Z_k = [v_{k-1}]$ 其中观测矩阵

$$H = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & I & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}。$$

状态误差模型建立好之后, 当探测到零速区间时, 便执行卡尔曼滤波过程^[13], 即可估计出速度误差, 卡尔曼滤波过程如下所示:

卡尔曼滤波可分成两个过程: 第一个过程是时间和状态更新过程, 在时间更新过程中, 卡尔曼滤波器通过对上一时刻的状态推算出对当前时刻的状态, 在状态更新过程中, 通过结合新的观测值对预测阶段得到的预测值进行优化, 获得一个更加优化的估计值^[14]。

滤波器通过时间更新过程可以得到估计协方差为:

$$P_{k/k-1} = GP_{k-1}G^T + Q_{k-1} \quad (22)$$

在测量更新过程中, 第一步根据误差协方差 $P_{k/k-1}$ 算出卡尔曼增益 K_k , 然后再结合当前时刻的测量值 Z_k 进行状态估计更新。

其中, 卡尔曼增益为:

$$K_k = P_{k/k-1}H^T (HP_{k/k-1}H^T + R_k)^{-1} \quad (23)$$

即得到状态估计更新为:

$$X_k = GX_{k-1} + K_k (Z_k - HGX_{k-1}) \quad (24)$$

协方差估计更新为:

$$P_k = (1 - K_k H) P_{k/k-1} (1 - K_k H)^T + K_k R_k K_k^T \quad (25)$$

针对公式(9)(10)(11)(12)(13)可知, 可采用离散性卡尔曼滤波器基本方程对误差作最优估计, 即得到最优估计误差^[11]。

4 18维零速更新算法

对传统 ZUPT 来说, 是以速度误差为观测量, 通过卡尔曼滤波器来估计出速度, 位置和姿态的状态误差, 因为其位置和姿态误差观测量并不是直接得到的, 而是通过建立的系统模型, 以3维的速度误差为观测量, 修正更高维数的其他系统状态变量。虽然这样也可以取得不错的估计精度, 但是需

要建立的系统模型应尽可能精确, 一旦不够精确, 就容易产生误差跳变, 也会严重影响估计精度。针对传统的 ZUPT 的不足, 在传统 ZUPT 基础上, 本文提出一种基于 18 维的零速更新算法。

本算法中所谓的零速状态, 表示系统状态不再变化, 即静止状态, 与零速修正技术中的零速状态相似, 但不同的地方在于, 零速更新算法中仅考虑系统状态中的速度误差, 本文提出的算法基于系统的状态保持不变, 通过相邻时刻状态间的差分运算, 直接得出系统的位置误差和姿态误差, 作为新的观测量。不需要经过计算所得到。除了位置误差、速度误差和姿态误差外, 通常还会考虑器件误差, 如加速度计零偏误差, 陀螺仪漂移误差和磁力计的输出误差, 并建立 18 维的误差传递模型。18 维的状态向量如下所示:

$X = [\delta P_E \ \delta P_N \ \delta P_U \ \delta v_E \ \delta v_N \ \delta v_U \ \delta \alpha \ \delta \beta \ \delta \gamma \ \delta f_x \ \delta f_y \ \delta f_z \ \delta \omega_x \ \delta \omega_y \ \delta \omega_z \ \delta \omega B_x \ \delta \omega B_y \ \delta \omega B_z]$ 其中, 前 9 个元素分别为东、北、天方向上的位置误差、速度误差和姿态误差, 后 9 个元素分别表示载体坐标系中的加速度计零偏误差、陀螺仪漂移误差和磁力计的三轴输出误差。

由传统的 ZUPT 可知, 在零速区间时, 只考虑以速度误差作为观测值, 但是由零速检测可知其角速度在理论上也不为 0, 当系统状态不变时, 通过相邻时刻状态间的差分运算, 得出系统的位置误差和姿态误差, 作为新的观测量。

当载体处于零速区间时, 设这个时刻为 $k-1$, 其惯性器件的位置是 $P_{k-1}^E, P_{k-1}^N, P_{k-1}^U$ 。当惯导器件位置不再发生变化时, 记为 k 时刻, 这是假设其惯性器件位置仍然是 $P_{k-1}^E, P_{k-1}^N, P_{k-1}^U$, 但其实惯性器件的位置是 P_k^E, P_k^N, P_k^U , 所以对应的位置误差观测量为:

$$\begin{bmatrix} \delta P_E \\ \delta P_N \\ \delta P_U \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P_k^E - P_{k-1}^E \\ P_k^N - P_{k-1}^N \\ P_k^U - P_{k-1}^U \end{bmatrix} \quad (26)$$

同理即可得到速度误差观测量为:

$$\begin{bmatrix} \delta v_E \\ \delta v_N \\ \delta v_U \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 - v_k^E \\ 0 - v_k^N \\ 0 - v_k^U \end{bmatrix} \quad (27)$$

姿态误差观测量为:

$$\begin{bmatrix} \delta \alpha \\ \delta \beta \\ \delta \gamma \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_k - \alpha_{k-1} \\ \beta_k - \beta_{k-1} \\ \gamma_k - \gamma_{k-1} \end{bmatrix} \quad (28)$$

后面 9 维元素和前面 9 维元素不同的是, 无法用后一个时刻和前一个时刻的差分来估计误差。

为了得到零速时惯性器件加速度计和陀螺仪还有磁力计的输出误差观测量, 一般当惯性器件在刚开机静止时, 其加速度计, 陀螺仪和磁力计的输出值几乎保持不变, 再与零速状态静止时刻的传感器输出差分运算来计算 3 维加速度计零偏误差、陀螺仪漂移误差和磁力计输出误差观测量。则它们的输出误差观测值为:

$$\begin{bmatrix} \delta f_x \\ \delta f_y \\ \delta f_z \\ \delta \omega_x \\ \delta \omega_y \\ \delta \omega_z \\ \delta B_x \\ \delta B_y \\ \delta B_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x - f_{x,k} \\ f_y - f_{y,k} \\ f_z - f_{z,k} \\ \omega_x - \omega_{x,k} \\ \omega_y - \omega_{y,k} \\ \omega_z - \omega_{z,k} \\ B_x - B_{x,k} \\ B_y - B_{y,k} \\ B_z - B_{z,k} \end{bmatrix} \quad (29)$$

将 9 维的加速度计和陀螺仪还有磁力计的误差输出观测量和上面 9 维的位置误差, 速度误差, 姿态误差的观测量相结合, 即得到了 18 维的状态观测量。

由上述的 3.2 卡尔曼滤波的修正已经细说了, 现在就说一下大概过程;

已知 18 维的状态向量, 按照 3.2 中卡尔曼滤波的修正过程, 建立状态方程 $X_k = GX_{k-1} + W_{k-1}$, 并根据式(9)得到 18 维状态向量的转移矩阵为:

$$G = \begin{bmatrix} I & I\Delta t & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & I & \Delta t \begin{bmatrix} f^n \times \end{bmatrix} & \Delta t C_b^n & 0 & 0 \\ 0 & 0 & I & 0 & -\Delta t C_b^n & 0 \\ 0 & 0 & 0 & I & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & I & \Delta t C_b^n \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & I \end{bmatrix} \quad (30)$$

基于卡尔曼滤波器观测方程为： $Z_k = HX_k + V_k$ ，按式(11)(12)(13)得到其观测矩阵为：

$$H = \begin{bmatrix} I_{3 \times 3} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & I_{3 \times 3} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & I_{3 \times 3} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & I_{3 \times 3} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & I_{3 \times 3} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & I_{3 \times 3} \end{bmatrix} \quad (31)$$

再将观测方程和状态方程代入到式(22)~(25)中，即实现了对 18 维状态误差值作最优估计。

5 实验与分析

为验证基于改进的 ZUPT 算法的稳定性和精确性，在室内进行了多次的行人导航实验，每组实验的轨迹均相同。实验设备采用的是自研的惯性导航器件，其中包括三轴陀螺仪、加速度计、磁力计，满足该算法设计的硬件需求。实验时，实验人员固定惯导器件于脚面，如图 2 所示。

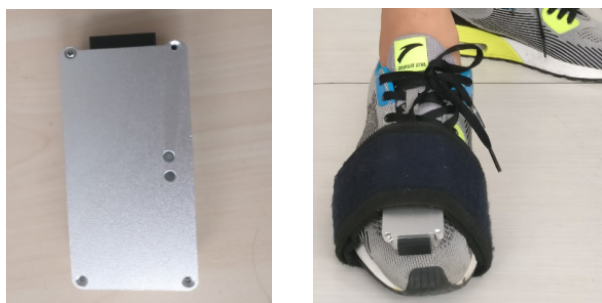


图 2 MEMS 器件及其穿戴方式
Fig. 2 MEMS devices and their wearing methods

穿戴好设备之后，按照“凸”字形正常行走进行测试，行走的总路径大概为 60 m，连续高频率

90°转弯测试，从初始点出发，多次 90°转弯后返回原点为一组实验，对传统的 ZUPT 和改进的 ZUPT 再同一套设备上分别将进行 10 组实验。每组实验的轨迹均相同，且记录下每组的加速度和角速度还有地磁强度数据。其中初始对准时长为 10 s。

为验证定位算法的准确性和稳定性，再同一设备上采集 10 组加速度计和陀螺仪还有磁力计数据。为对比两种算法之间的差别，对每一组传感器数据，均采用传统的 ZUPT 和改进的 ZUPT 算法进行定位解算。对采集到的 10 组加速度计和陀螺仪数据，分别采用 2 种解算方法进行人员位置的计算，在仿真过程中，其卡尔曼滤波中一些参数均不调整，由此来比较各算法的稳定性。以其中一组数据用传统的 ZUPT 和改进的 ZUPT 算法解算的方差图和轨迹图如图 3~6 所示。

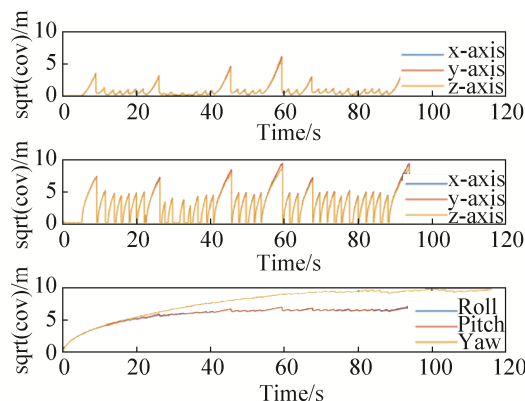


图 3 传统 ZUPT 均方差图
Fig. 3 Covariance of the traditional ZUPT

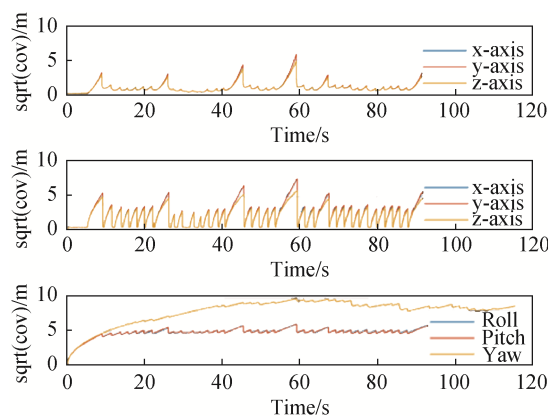


图 4 改进的 ZUPT 均方差图
Fig. 4 Covariance of the improved ZUPT

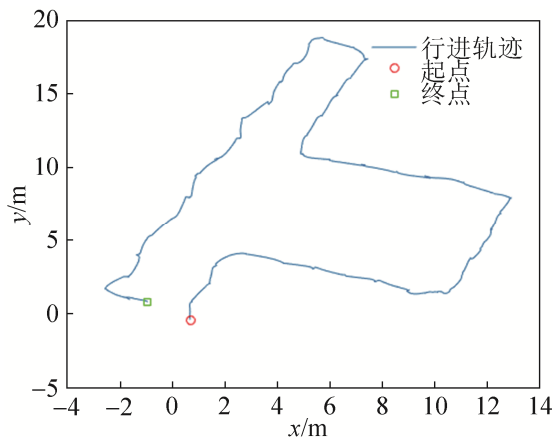


图 5 传统 ZUPT 的轨迹
Fig. 5 Traditional ZUPT track

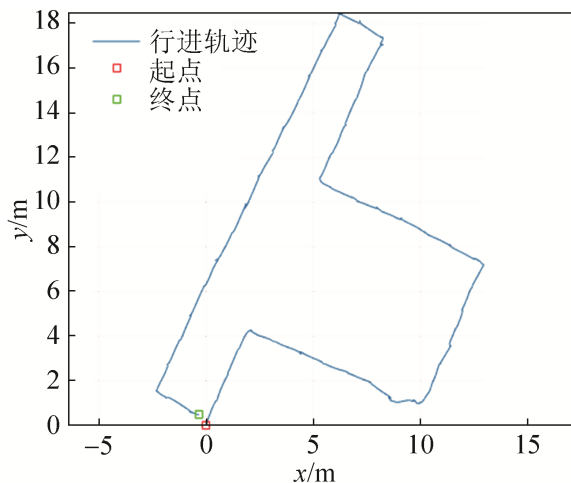


图 6 改进的 ZUPT 轨迹
Fig. 6 Improved ZUPT track

由图 3 和图 4 对比可知,改进的 ZUPT 协方差小于传统的 ZUPT,说明改进的 ZUPT 稳定性较好,再由图 5 和图 6 的轨迹图可以看出:改进的 ZUPT 的定位精度相对于传统的 ZUPT 有着显著提高。

定位误差通过起点坐标与终点坐标的距离来计算,得出 10 组行走实验的两种算法的定位误差如表 1 所示。

由表 1 可以看出,传统的 ZUPT,其稳定性较差,而且定位精度不高,其误差距离大部分都是 1.5 m 左右,即定位误差占总路径的 2.5%,而改进的 ZUPT 误差大部分在 0.5 m 左右,其定位误差占总路径 0.8%,相比于传统的 ZUPT 具有很好的稳定性而且导航精度提高。

表 1 误差表
Tab. 1 Errors table

| 序号 | ZUPT 误差/m | IZUPT 误差/m |
|----|-----------|------------|
| 1 | 1.521 2 | 0.549 1 |
| 2 | 2.142 7 | 0.762 1 |
| 3 | 1.109 2 | 0.398 7 |
| 4 | 0.987 2 | 0.276 2 |
| 5 | 1.209 8 | 0.562 3 |
| 6 | 1.357 9 | 0.397 4 |
| 7 | 1.876 0 | 0.719 0 |
| 8 | 1.624 3 | 0.427 1 |
| 9 | 1.587 2 | 1.621 2 |
| 10 | 1.465 4 | 0.437 9 |

6 结论

研究设计的改进的 ZUPT 算法,利用在零速区间时,增加误差观测量,通过卡尔曼滤波器对其进行修正,对 IMU 的速度,位置,姿态,以及三轴加速度计,陀螺仪和磁力计的输出生进行补偿。实验结果表明:改进的 ZUPT 算法,有效缓解了 IMU 误差累积,提高了定位精度,而且具有很好的稳定性。其中,改进的 ZUPT 的定位误差占总路径的 0.8%,相比传统的 ZUPT 精度提高了 1.7%,达到了良好的定位精度。

参考文献:

[1] Foxlin E. Pedestrian Tracking with Shoe-Mounted Inertial Sensors[J]. IEEE Comput Graph Appl (S0272-1716), 2005, 25(6): 38-46.
 [2] Fischer C, Sukumar P T, Hazas M. Tutorial: Implementing a pedestrian tracker using inertial sensors [J]. IEEE pervasive computing (S1424-8220), 2013, 12(2): 17-27.
 [3] 赵红宇. 惯性行人导航系统的算法研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2015.
 Zhao Hongyu. StudyofAlgorithmsfor Inertial Pedestrian Navigation System [D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2015.
 [4] 田增山, 朝磊, 邢培基, 等. 行人导航系统中航迹推算参数估计方法的研究[J]. 电子技术应用, 2009, 35(12): 84-87.
 Tian Zengshan, Chao Lei, Xing Peiji, et al. Research on a Method for Dead Reckoning Parameter Estimation in Pedestrian Navigation System[J]. Application of

- Electronic Technique, 2009, 35(12): 84-87.
- [5] 高哲, 李擎, 李超, 等. 行人自主导航定位的 IEKF-SWCS 方法[J]. 系统仿真学报, 2015, 27(9): 1944-1950.
Gao Zhe, Li Qing, Li Chao, et al. IEKF-SWCS Method for Pedestrian Self-navigation and Location [J]. Journal of System Simulation, 2015, 27(9): 1944-1950.
- [6] Yang W, Xiu C, Zhang J, et al. A novel 3D pedestrian navigation method for a multiplesensors-based foot-mounted inertial system [J]. Sensors (S1424-8220), 2017, 17(11): 2695.
- [7] Tian X, Chen J, Han Y, et al. A novel zero velocity interval detection algorithm for self-contained pedestrian navigation system with inertial sensors [J]. Sensors (S1424-8220), 2016, 16(10): 1578.
- [8] 苏中, 李擎, 李旷振, 等. 惯性技术[M]. 北京: 国防工业出版社, 2011.
Su Zhong, Li Qing, Li Kuangzhen, et al. Inertial Technology [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2011.
- [9] Tian X, Chen J, Han Y, et al. A pedestrian navigation system based on MEMS inertial measurement unit[C]// Control Conference (CCC), 2016 35th Chinese. IEEE, 2016: 5325-5328.
- [10] 韩勇强, 田晓春. 基于足部安装 MIMU 的行人导航系统设计[J]. 导航定位与授时, 2018, 5(1): 22-27.
Han Yongqiang, Tian Xiaochun. Design of Pedestrian Navigation System Based on Foot-Mounted MIMU[J]. Navigation Position and Timing, 2018, 5(1): 22-27.
- [11] 陈焯屹. 基于 MEMS 惯性器件的行人导航算法研究[C]//huiyi123 平台(上海来溪会务服务有限公司). 2017
第三届电气工程与工业工程国际会议论文集. huiyi123 平台(上海来溪会务服务有限公司), 2017.
Chen Z Y. Pedestrian navigation algorithm based on MEMS inertial device [C]//huiyi123 platform (Shanghai Laixi Conference Service Co., Ltd.). 2017 Third International Conference on Electrical Engineering and Industrial Engineering. huiyi123 platform (Shanghai Laixi Conference Service Co., Ltd.), 2017.
- [12] 唐文杰, 吕志伟, 张伦东, 等. 基于零速修正辅助 MIMU 的行人导航算法研究[J]. 大地测量与地球动力学, 2016, 36(6): 548-551.
Tang Wenjie, Lü Zhiwei, Zhang Lundong, et al. Study on Pedestrian Navigation Algorithm Based on Zero Speed Correction Assistant MIMU [J]. Journal of Geodesy and Geodynamics, 2016, 36(6): 548-551.
- [13] 费程羽, 苏中, 李擎. 行人惯性导航零速检测算法[J]. 传感器与微系统, 2016, 35(3): 147-150, 153.
Fei Chengyu, Su Zhong, Li Qing. Zero velocity detection algorithm for pedestrian inertial navigation [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2016, 35(3): 147-150, 153.
- [14] 张新喜, 张嵘, 郭美凤, 等. 基于足绑式 INS 的行人导航三轴磁强计在线校准[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2016, 56(2): 211-217.
Zhang Xinxi, Zhang Rong, Guo Meifeng, et al. Online three-axis magnetometer calibration for a pedestrian navigation system using a foot-mounted inertial navigation system [J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2016, 56(2): 211-217.